

0- 791928

На правах рукописи



ЦАРЕГОРОДЦЕВА ЕКАТЕРИНА ДМИТРИЕВНА

**НЕЙРОГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ  
МОДЕЛИ НЕЛИНЕЙНОГО ДИНАМИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА  
И НАСТРОЙКИ ПАРАМЕТРОВ ПИД-РЕГУЛЯТОРА**

Специальность 05.13.18 – математическое моделирование, численные методы и  
комплексы программ

**А В Т О Р Е Ф Е Р А Т**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Казань 2012

Работа выполнена в Казанском национальном исследовательском техническом  
университете им. А.Н.Туполева (КНИТУ-КАИ)

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор  
Емалетдинова Лилия Юнеровна

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор  
Евдокимов Юрий Кириллович;

доктор физико-математических наук, профессор  
Кирпичников Александр Петрович

Ведущая организация: ОАО «Опытно-конструкторское бюро «Сокол»  
(г. Казань)

Защита состоится 27 января 2012 года в 15.00 часов на заседании  
диссертационного совета Д 212.079.01 в Казанском национальном  
исследовательском техническом университете им. А.Н. Туполева по адресу:  
420111, г. Казань, ул. Карла Маркса, 10.

Автореферат диссертации размещен на сайте КНИТУ им. А.Н. Туполева  
[www.kai.ru](http://www.kai.ru) и отправлен для размещения на официальном сайте ВАК по адресу  
[referat\\_vak@mon.gov.ru](mailto:referat_vak@mon.gov.ru)

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Казанского  
национального исследовательского технического университета им.  
А.Н.Туполева.

Автореферат разослан «9» декабря 2011 г.

НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА КГУ



0000710621

Ученый секретарь диссертационного Совета  
доктор физ.-мат. наук, профессор

Данилаев П. Г.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность проблемы.** В настоящее время во многих системах автоматического регулирования нелинейных динамических стационарных объектов без возмущений широко используются пропорционально - интегрально - дифференциальные регуляторы (ПИД - регуляторы). Для подобных объектов традиционные методы настройки ПИД-регуляторов, такие как метод Зиглера-Никольса, метод Чина-Хронеса-Ресвика и др., либо не обладают достаточной точностью, либо являются трудоемкими. В работах Олейника В., Ченга Л., Долезеля П., Канталакши С., Кима Д., Ли Дж., Попова А., Обика Д., Цао Л. и др. рассматриваются генетические алгоритмы, в работах Лева И., Кавафуку Дж. и др. - нейронные сети для настройки параметров ПИД-регулятора для случая, когда известны переходная характеристика или аналитическая модель объекта.

В процессе эксплуатации технического объекта его переходная характеристика изменяется, при этом требуется перенастроить параметры ПИД-регулятора в условиях отсутствия модели объекта и неопределенной переходной характеристики. Чтобы использовать существующие методы настройки параметров, необходимо построить модель динамического объекта регулирования на основе выборки, полученной в результате его функционирования. Поскольку нейронные сети являются хорошими аппроксиматорами, то в этом случае целесообразно строить модель динамического объекта в виде нейронной сети.

В работах Ширияева В.И., Вороновского Г.К., Рутковской Д., Комарцовой Л.Г., Омату С. и др. предлагаются различные методы определения топологии и обучения нейронной сети. Однако методы, предложенные в данных работах, могут применяться только в том случае, когда известны число и состав переменных входа нейронной сети, т.е. задана структура входа нейронной сети. Особенностью построения нейронной сети, моделирующей работу динамического объекта, является отсутствие информации о структуре входа нейронной сети в выборке, полученной в результате функционирования объекта регулирования.

Поэтому актуальной является задача определения структуры входа нейросетевой модели (нейроэмулятора) динамического объекта регулирования, а также ее построения на основе выборки данных в условиях отсутствия аналитического описания и переходной характеристики объекта и последующей настройки параметров ПИД-регулятора на основе разработанной нейросетевой модели объекта.

**Цель работы и задачи исследования.** Целью диссертационной работы является разработка алгоритмического и программного обеспечения построения нейроэмулятора нелинейного динамического стационарного объекта регулирования, не испытывающего внешних возмущений, и настройки на его основе параметров ПИД-регулятора.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Проанализировать существующие методы настройки параметров ПИД-регулятора для нелинейных динамических стационарных объектов.

2. Разработать методику, алгоритм определения структуры входа и построения нейроэмулятора объекта регулирования в случае отсутствия аналитического описания и характеристики объекта на основе выборки данных.
3. Разработать алгоритм построения области возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора для их последующей настройки с помощью генетического алгоритма с целью сокращения числа итераций.
4. Разработать программный комплекс, позволяющий строить нейроэмулятор объекта регулирования и на его основе настраивать параметры ПИД-регулятора.

**Методы исследования.** При решении поставленных задач в работе использовались математические модели и методы теории нейронных сетей, методы и математические модели теории автоматического регулирования, генетические алгоритмы и классические методы оптимизации.

**Научная новизна.** В диссертационной работе получены следующие новые научные результаты:

1. Разработан нейрогенетический алгоритм определения структуры входа нейроэмулятора объекта регулирования на основе выборки данных при отсутствии его аналитической модели и переходной характеристики.
2. Разработан алгоритм построения области возможных значений параметров ПИД-регулятора для их последующей настройки с помощью генетического алгоритма.
3. Построен нейроэмулятор движения крена беспилотного летательного аппарата (БЛА) на основе выборки данных, полученных в результате полунатурного моделирования БЛА на стенде ОКБ. На основе построенного нейроэмулятора проведена настройка коэффициентов ПИД-регулятора при различных задающих воздействиях.

**Достоверность результатов работы.** Достоверность научных результатов обеспечивается математически строгим выполнением расчетов, а также хорошим совпадением численных результатов с известными аналитическими зависимостями. Полученные теоретические результаты подтверждены вычислительными экспериментами.

**Практическая ценность работы** заключается в создании программного комплекса, реализующего построение нейросетевого эмулятора нелинейного динамического объекта регулирования и разработанные алгоритмы настройки параметров ПИД-регулятора.

**Апробация работы.** Основные результаты работы докладывались и обсуждались на следующих международных, всероссийских, республиканских конференциях:

XIV Международная молодежная научная конференция «Туполевские чтения» (Казань, 2006); XV Международная молодежная научная конференция «Туполевские чтения» (Казань, 2007); VII Всероссийская научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и современные информационные технологии» (Томск, 2009); Всероссийская научная конференция молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (Новосибирск, 2009); XVII Международная молодежная научная конференция

«Туполевские чтения» (Казань, 2009), XVIII Международная молодежная научная конференция «Туполевские чтения» (Казань, 2010), XIX Международная молодежная научная конференция «Туполевские чтения» (Казань, 2011).

Работа выполнялась в рамках федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» по Государственному контракту №14.740.11.0402 от 20 сентября 2010 г. по теме «Разработка алгоритмического и программно-математического обеспечения интеллектуальной системы навигации и управления сверхзвукового беспилотного летательного аппарата».

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано одиннадцать научных работ, в том числе девять тезисов докладов и две статьи в журналах, рекомендуемых ВАК («Системы управления и информационные технологии», «Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета»).

**Структура диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы и двух приложений. Работа включает 149 страниц основного текста, 59 рисунков, 18 таблиц. Список литературы содержит 94 наименования.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении содержится обоснование актуальности проблемы, приводятся основные научные положения и результаты.

В первой главе рассматривается разработанный алгоритм построения нейросетевого эмулятора модели динамического объекта регулирования на основе выборки данных.

При настройке параметров ПИД-регулятора на практике в ряде случаев отсутствует аналитическое описание объекта регулирования, которое в дискретном виде имеет следующий вид:

$$y(t_{i+1}) = \psi(y(t_i), y(t_{i-1}), \dots, y(t_{i-q+1}), u(t_i), u(t_{i-1}), \dots, u(t_{i-p})), \quad (1)$$

где  $y(t_i)$  – значение регулируемой величины (выход объекта регулирования),  $u(t_i)$  – управляющее воздействие в момент времени  $t_i$ ,  $q$  – время задержки значений выхода объекта,  $p$  – время задержки управляющего воздействия.

При этом функционирование объекта задается известным начальным значением  $y(t_0)$  и выборкой

$$S = \{ (u(t_i), y(t_{i+1})) \}_{i=0, N_1-1}, \quad (2)$$

где  $N_1$  – число элементов выборки.

В случае задания выборки (2) и известных значений временных задержек  $p$ ,  $q$  модель объекта (1) целесообразно строить в виде нейронной сети (многослойного персептрона с одним скрытым слоем), которая называется нейроэмулятором (рис. 1). На рисунке 1 представлена структурная схема нейроэмулятора, где используются следующие обозначения  $x_E(t_i) = (y(t_i), \dots, y(t_{i-q+1}), u(t_i), \dots, u(t_{i-p}))$  – входной вектор,  $y(t_{i+1}) = y(x_E(t_i))$  – выходной сигнал нейроэмулятора. Однако если значения временных задержек  $q$

и  $p$  неизвестны, а задана только выборка (2), то неизвестна структура входа нейроэмулятора  $x_E(t_i)$ . Кроме того, точность аппроксимации нейронной сетью зависит от числа  $h$  скрытых нейронов. Для определения структуры входного и скрытого слоев нейроэмулятора в работе предлагаются новые методика и алгоритм, основанные на совместном использовании нейросетевого подхода и генетического алгоритма.

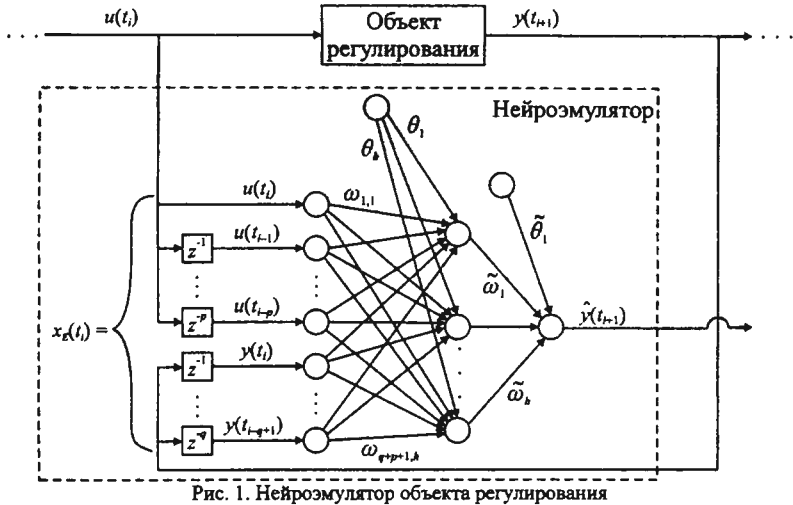


Рис. 1. Нейроэмулятор объекта регулирования

В работах Ширяева В.И., Вороновского Г.К., Рутковской Д. и др. предлагаются различные методы определения числа скрытых нейронов, однако, ни в одной из рассмотренных работ не предлагается метод для определения структуры входа нейроэмулятора объекта регулирования. В диссертационной работе для определения структуры входа и числа скрытых нейронов нейроэмулятора предлагается использовать генетический алгоритм.

В предлагаемом алгоритме роль хромосом играют двоичные представления параметров  $p$ ,  $q$ ,  $h$ , генотипами являются наборы из трех хромосом, соответствующих данным параметрам.

В процессе работы генетического алгоритма предлагается параллельно осуществлять обучение нейроэмулятора, при этом оценки  $p$  и  $q$ , задаваемые хромосомами генетического алгоритма, считаются известными, а исходная выборка (2) разделяется на выборки  $S_L$ ,  $S_T$ , использующиеся соответственно для обучения и тестирования нейроэмулятора:

$$S_L = \{ \{u(t_i), y(t_{i+1})\}, i = 0, N_2 - 1 \}, \quad (3)$$

где  $y(t_0)$  - известно,  $N_2$  - объем обучающей выборки ( $N_2 < N_1$ );

$$S_T = \{ \{u(t_i), y(t_{i+1})\}, i = N_2, N_1 - 1 \}. \quad (4)$$

Поскольку вход нейроэмулятора состоит из  $p+q+1$  компонент, то необходимо для обучения нейроэмулятора на основании выборки  $S_L$  построить новую выборку  $\hat{S}$ :

$$\hat{S} = \{x_E(t_i), y(t_{i+1}), i = \overline{0, N_2 - 1}\}. \quad (5)$$

На основе выборки  $S_T$  построить выборку  $S'$ :

$$S' = \{x_E(t_i), y(t_{i+1}), i = \overline{N_2, N_1 - 1}\}, \quad (6)$$

где  $x_E(t_i) = (y(t_i), \dots, y(t_{i-q+1}), u(t_i), \dots, u(t_{i-p}))$ ,  $y(t_j) = 0$ ,  $u(t_j) = 0$  при  $j < 0$ .

В качестве функции приспособленности  $F_n$  предлагается функция вида:

$$F_n = \begin{cases} -E_i - (p + q + h), & \text{если } E_i \leq \varepsilon, \\ -E_i - (p_{\max} + q_{\max} + h_{\max}), & \text{если } E_i > \varepsilon, \end{cases} \quad (7)$$

где  $\varepsilon$  - погрешность,  $p_{\max}$ ,  $q_{\max}$ ,  $h_{\max}$  - максимальные значения параметров  $p$ ,  $q$ ,  $h$ ,  $E_i$  - суммарная ошибка обобщения, которая вычисляется по формуле:

$$E_i = \sum_{i=N_2}^{N_1-1} (y(t_{i+1}) - \hat{y}(t_{i+1}))^2, \quad (8)$$

на множестве (6).

Таким образом, методика построения нейроэмулятора заключается в следующем (рис. 2):

Методика 1.

1. *Задание исходных данных.* Задаются: выборки  $S_L$ ,  $S_T$ ; размер популяции  $N_{\max}$ ; максимальное число поколений  $K_{\max}$ ; точность  $\varepsilon$ ; вероятности скрещивания и мутации; число итераций  $n_c$ , в течение которого приспособленность наилучшего генотипа не изменяется; значения  $p_{\max}$ ,  $q_{\max}$ ,  $h_{\max}$ . Счетчик числа итераций  $k$  полагается равным нулю.
2. *Инициализация.* Случайным образом генерируется  $N_{\max}$  генотипов в двоичном коде, образующих начальную популяцию  $P(0)$ .
3. *Оценивание приспособленности генотипов.*
  - 3.1. Для каждого генотипа  $G_j$  текущей популяции  $P(k)$  декодируются значения параметров  $p$ ,  $q$ ,  $h$ , которые определяют структуру нейроэмулятора.
  - 3.2. Формируются выборки  $\hat{S}$  (5) и  $S'$  (6) при текущих значениях параметров  $p$ ,  $q$ .
  - 3.3. Выполняется масштабирование компонентов векторов  $x_E(t_i)$  выборок  $\hat{S}$  и  $S'$  таким образом, чтобы они принимали значения из отрезка  $[0, 1]$ .
  - 3.4. Нейроэмулятор обучается на выборке  $\hat{S}$  по методу эффективного оперативного обучения или методу сопряженных градиентов.
  - 3.5. Для нейроэмулятора вычисляется суммарная ошибка обобщения  $E_i$  по формуле (8), и приспособленность генотипа по формуле (7).
4. *Выбор наилучшего генотипа.* Выбирается генотип  $G^*$  с наибольшим значением функции приспособленности, и запоминается структура нейроэмулятора, соответствующая данному генотипу.

5. *Проверка условий остановки.* Если приспособленность наилучшего генотипа не изменяется в течение заданного числа итераций  $n_c$  или достигается заданное число поколений  $K_{\max}$ , то осуществляется переход к пункту 9, иначе к пункту 6.
  6. *Отбор генотипов.* В родительскую популяцию  $M(k)$  включается  $N_{\max}$  генотипов, каждый из которых выбирается на основе турнирного или рангового метода селекции из текущей популяции  $P(k)$ .
  7. *Применение генетических операторов.* К отобранным генотипам родительской популяции  $M(k)$  применяются операторы скрещивания и мутации. Полученные генотипы включаются в популяцию  $P(k+1)$  следующего поколения.
  8. *Переход к следующему поколению.* Полагается  $k = k + 1$  и осуществляется переход к пункту 3.
  9. *Остановка алгоритма.* Генотип  $G^*$  определяет значения параметров  $p, q, h$ , и тем самым определяет структуру нейромодулятора.
- На основе предложенной методики был разработан нейрогенетический алгоритм 1, реализованный в программном комплексе.

Во второй главе проводится анализ возможных методов настройки параметров ПИД-регулятора для динамических объектов; определяются методы, которые могут эффективно использоваться для настройки параметров для нелинейных динамических стационарных объектов, не испытывающих внешних возмущений; предлагается алгоритм определения области возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора и их настройки на основе нейромодулятора и генетического алгоритма.

Вводятся следующие обозначения:  $r(t_i)$  – значение задающего воздействия,  $e(t_i) = r(t_i) - y(t_i)$  – сигнал рассогласования между задающим воздействием и выходом объекта в момент времени  $t_i$ .

Рассматривается дискретный ПИД-регулятор, управляющее воздействие которого определяется следующим выражением:

$$u(t_i) = u(t_{i-1}) + K_p(e(t_i) - e(t_{i-1})) + K_I e(t_i) + K_D(e(t_i) - 2e(t_{i-1}) + e(t_{i-2})), \quad (9)$$

где  $K_p, K_I, K_D$  – пропорциональный, интегральный и дифференциальный коэффициенты ПИД-регулятора,  $i = \overline{0, N}$ , считается, что  $u(t_j) = 0, e(t_j) = 0$  при  $j < 0$ .

На практике процесс регулирования нелинейного динамического объекта, работающего под управлением ПИД-регулятора, оценивается с помощью показателя качества  $J$ . В качестве показателя качества могут выступать: 1) время регулирования  $t_i$ ; 2) перерегулирование  $\sigma_j$ ; 3) статическая ошибка  $e_0$ ; 4) интегральные показатели качества, представленные в дискретной форме; 5) свертка указанных показателей качества.



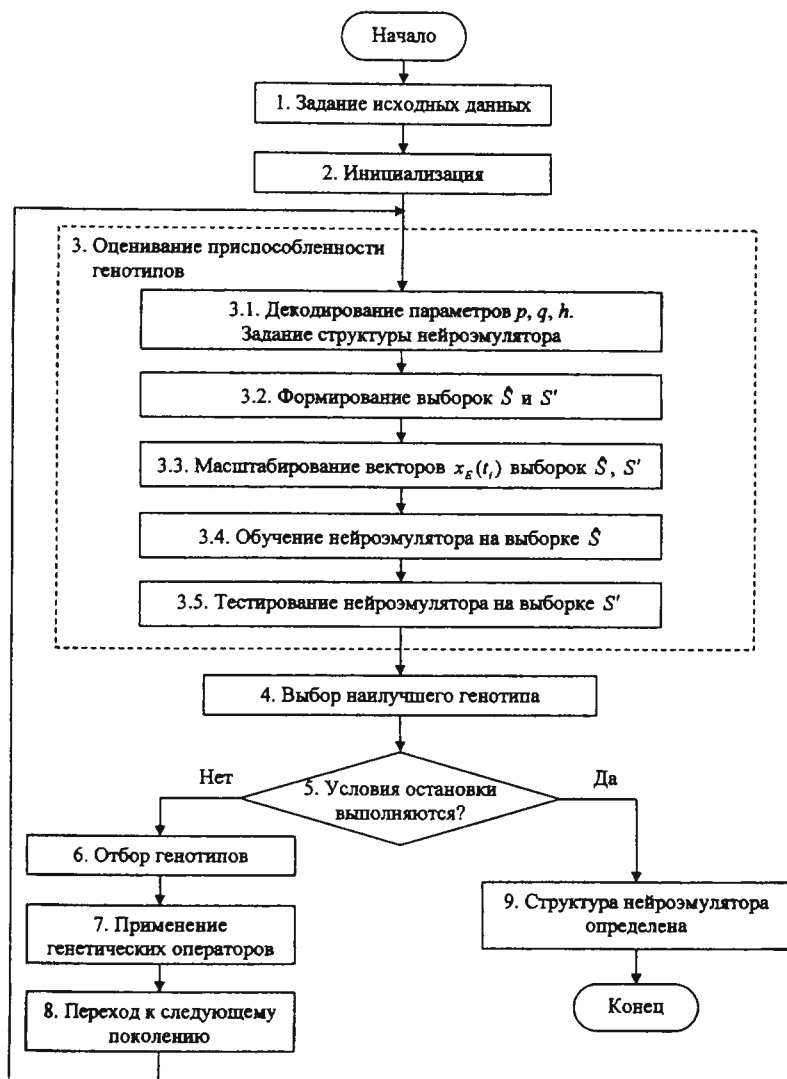


Рис. 2. Блок-схема методики 1

Задача настройки параметров ПИД-регулятора для конкретного задающего воздействия в случае, когда объект регулирования описывается нейроэмулятором, состоит в следующем: требуется найти значения параметров  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ , обеспечивающих минимум показателя качества

$$J \xrightarrow{K_p, K_i, K_d} \min, \quad (10)$$

при условиях, что выход объекта задается нейроэмулятором, аппроксимирующим зависимость:

$$y(t_{i+1}) = \psi(y(t_i), y(t_{i-1}), \dots, y(t_{i-q+1}), u(t_i), u(t_{i-1}), \dots, u(t_{i-p})), \quad (11)$$

где  $y(t_0)$  - заданное значение,  $y(t_j) = 0$ ,  $u(t_j) = 0$  при  $j < 0$ ,  $i = \overline{0, N-1}$ . При этом управляющее воздействие определяется формулой (9).

Анализ методов настройки параметров ПИД-регулятора в системах регулирования нелинейных динамических стационарных объектов, не испытывающих возмущений, показал преимущество генетического алгоритма. Поэтому для настройки параметров ПИД-регулятора, обеспечивающих решение задачи (9)-(11) используется генетический алгоритм. Однако область возможных значений вектора параметров  $(K_p, K_i, K_D)$  выбирается как  $[0, C] \times [0, C] \times [0, C]$ , где  $C$  - достаточно большое число. Как следствие, поиск значений вектора параметров  $(\tilde{K}_p, \tilde{K}_i, \tilde{K}_D)$  ПИД-регулятора, при которых показатель качества  $J$  (10) достигает минимума, требует большого числа итераций. Для сокращения числа итераций требуется уменьшить область возможных значений вектора параметров  $(K_p, K_i, K_D)$ . С этой целью в диссертационной работе предлагается следующая методика:

Методика 2.

1. Определяется вектор параметров  $(K_p^*, K_i^*, K_D^*)$ , обеспечивающий установившийся режим переходного процесса.
2. Поскольку вектор  $(\tilde{K}_p, \tilde{K}_i, \tilde{K}_D)$ , при котором показатель качества  $J$  достигает минимума, лежит в некоторой окрестности точки  $(K_p^*, K_i^*, K_D^*)$ , то область, покрывающая эту окрестность, определяется как  $[0, CK_p^*] \times [0, CK_i^*] \times [0, CK_D^*]$ .

Для определения вектора параметров  $(K_p^*, K_i^*, K_D^*)$ , обеспечивающего установившийся режим переходного процесса, предлагается использовать нейросетевой подход, предложенный С. Омату: используется нейронная сеть, встроенная в систему автоматического регулирования (рис. 3). Для настройки параметров ПИД-регулятора используется многослойный персептрон с одним скрытым слоем, в котором нейроны скрытого и выходного слоев преобразуют входные сигналы с помощью сигмоидальной функции активации.

При этом в момент времени  $t_0$  заданы значения  $y(t_0)$ ,  $r(t_0)$ ,  $e(t_0) = r(t_0) - y(t_0)$ , а входы персептрона соответствуют компонентам вектора:

$$V^i = (u(t_{i-1}), \dots, u(t_{i-p}), y(t_i), \dots, y(t_{i-q+1}), r(t_{i+1})), \quad (12)$$

где  $y(t_j) = 0$ ,  $u(t_j) = 0$  при  $j < 0$ .

В каждый момент времени  $t_i$  параметры  $K_p, K_i, K_D$  вычисляются как выходы сети из условия минимизации функции

$$E(t_i) = \frac{1}{2} e^2(t_{i+1}). \quad (13)$$

Однако недостатком подхода Омату является то, что рассогласования  $e(t_i)$ ,  $e(t_{i-1})$ ,  $e(t_{i-2})$ , используемые при расчете значений весов и пороговых

значений нейронной сети, соответствуют значениям параметров  $K_p, K_I, K_D$ , вычисленным на разных итерациях, соответствующих разным моментам времени  $t_i, t_{i-1}, t_{i-2}$ , что приводит к некорректному определению вектора антиградиента функции (13) и, как следствие, некорректному вычислению весов и пороговых значений нейронной сети.

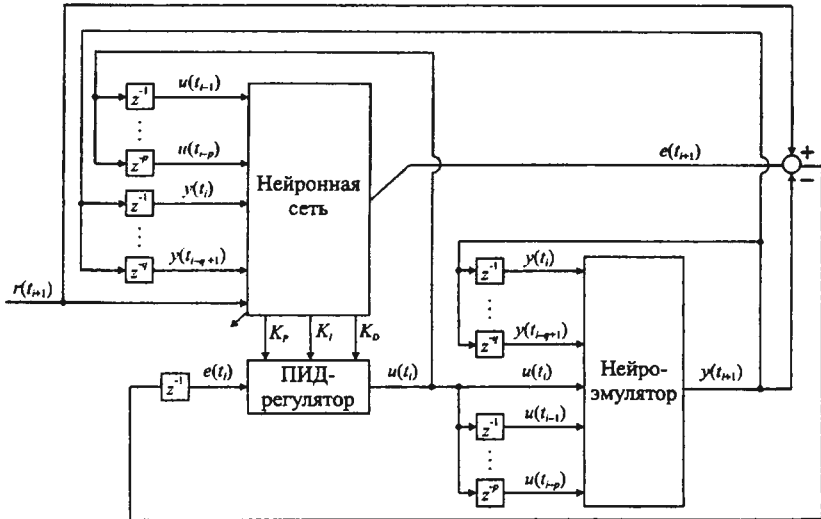


Рис. 3. Нейронная сеть, встроенная в систему автоматического регулирования

В алгоритме, приведенном в диссертационной работе и реализованном в программном комплексе, рассогласования  $e(t_i), e(t_{i-1}), e(t_{i-2})$  вычисляются при одном наборе значений параметров  $K_p, K_I, K_D$ , найденных на одной и той же итерации, соответствующей моменту времени  $t_i$ . Кроме того, в алгоритме проверяется выполнение условия достижения заданной точности

$$|J(K_p, K_I, K_D)| \leq \varepsilon, \quad (14)$$

где  $\varepsilon$  – заданная точность.

Таким образом, для определения вектора параметров  $(K_p^*, K_I^*, K_D^*)$ , обеспечивающего установившийся режим переходного процесса, в диссертационной работе предлагается следующий алгоритм 2:

1. Задаются исходные данные: задающее воздействие  $r(t_i)$ ,  $i = \overline{0, N}$ ; нейроэмулятор объекта, определенный с помощью алгоритма 1; начальное значение выхода объекта регулирования  $y(t_0)$ ; число скрытых нейронов  $h_1$ ; число эпох обучения  $M$ ; значения точности  $\varepsilon$ , скорости обучения  $\eta$ , коэффициента момента  $\alpha$ , коэффициента ускорения  $\beta$ . Счетчик  $m$  числа эпох полагается равным нулю.

2. Начальные значения весов  $\omega_j$ ,  $\tilde{\omega}_{jk}$  и пороговых значений  $\theta_j$ ,  $\tilde{\theta}_k$

персептрона выбираются случайным образом из отрезка  $\left[-\frac{1}{h_1}, \frac{1}{h_1}\right]$ .

3. Индекс  $i$  момента времени полагается равным нулю.

4. Формируется вектор  $V^i$  (12), который подается на вход персептрона.

5. Вычисляются параметры  $K_p$ ,  $K_I$ ,  $K_D$  как выходные значения сети.

6. Определяются рассогласования  $e(t_i)$ ,  $e(t_{i-1})$ ,  $e(t_{i-2})$ , причем  $e(t_j) = 0$  при  $j < 0$ , значение управляющего воздействия  $u(t_i)$ , выход объекта  $y(t_{i+1})$ , соответствующие текущим значениям параметров  $K_p$ ,  $K_I$ ,  $K_D$ .

7. Вычисляется рассогласование  $e(t_{i+1}) = r(t_{i+1}) - y(t_{i+1})$ , и рассчитываются новые значения весов  $\omega_j$ ,  $\tilde{\omega}_{jk}$  и пороговых значений  $\theta_j$ ,  $\tilde{\theta}_k$  на основе алгоритма обратного распространения ошибки с помощью следующих формул:

$$\begin{aligned}\tilde{\omega}_{jk}(t_{i+1}) &= \tilde{\omega}_{jk}(t_i) - \eta \tilde{\delta}_k \tilde{O}_j + \alpha \Delta \tilde{\omega}_{jk}(t_i) + \beta \Delta \tilde{\omega}_{jk}(t_{i-1}), \\ \omega_j(t_{i+1}) &= \omega_j(t_i) - \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta \omega_j(t_i) + \beta \Delta \omega_j(t_{i-1}), \\ \tilde{\theta}_k(t_{i+1}) &= \tilde{\theta}_k(t_i) - \eta \tilde{\delta}_k + \alpha \Delta \tilde{\theta}_k(t_i) + \beta \Delta \tilde{\theta}_k(t_{i-1}), \\ \theta_j(t_{i+1}) &= \theta_j(t_i) - \eta \delta_j + \alpha \Delta \theta_j(t_i) + \beta \Delta \theta_j(t_{i-1}), \\ \tilde{\delta}_k &= -e(t_{i+1}) \frac{\partial y(t_{i+1})}{\partial u(t_i)} \frac{\partial u(t_i)}{\partial \hat{O}_k} \hat{O}_k (1 - \hat{O}_k), \quad \frac{\partial y(t_{i+1})}{\partial u(t_i)} = \sum_j \omega_{ij}^E \tilde{O}_j^E (1 - \tilde{O}_j^E) \tilde{\omega}_j^E, \\ \delta_j &= \sum_k \tilde{\delta}_k \tilde{\omega}_{jk} \tilde{O}_j (1 - \tilde{O}_j), \quad \frac{\partial u(t_i)}{\partial \hat{O}_k} = \begin{cases} e(t_i) - e(t_{i-1}), & k = 1, \\ e(t_i), & k = 2, \\ e(t_i) - 2e(t_{i-1}) + e(t_{i-2}), & k = 3, \end{cases}\end{aligned}$$

$$\Delta \tilde{\omega}_{jk}(t_i) = \tilde{\omega}_{jk}(t_i) - \tilde{\omega}_{jk}(t_{i-1}), \quad \Delta \tilde{\omega}_{jk}(t_{i-1}) = \tilde{\omega}_{jk}(t_{i-1}) - \tilde{\omega}_{jk}(t_{i-2}),$$

$$\Delta \omega_j(t_i) = \omega_j(t_i) - \omega_j(t_{i-1}), \quad \Delta \omega_j(t_{i-1}) = \omega_j(t_{i-1}) - \omega_j(t_{i-2}),$$

$$\Delta \tilde{\theta}_k(t_i) = \tilde{\theta}_k(t_i) - \tilde{\theta}_k(t_{i-1}), \quad \Delta \tilde{\theta}_k(t_{i-1}) = \tilde{\theta}_k(t_{i-1}) - \tilde{\theta}_k(t_{i-2}),$$

$$\Delta \theta_j(t_i) = \theta_j(t_i) - \theta_j(t_{i-1}), \quad \Delta \theta_j(t_{i-1}) = \theta_j(t_{i-1}) - \theta_j(t_{i-2}),$$

где  $O_i$  - входное значение  $i$ -го входного нейрона,  $\tilde{O}_j$  - состояние  $j$ -го нейрона скрытого слоя,  $\hat{O}_k$  - выходное значение  $k$ -го выходного нейрона,  $\omega_{ij}^E, \tilde{\omega}_j^E$  - веса нейромультипликатора,  $\tilde{O}_j^E$  - состояние  $j$ -го нейрона скрытого слоя нейромультипликатора.

8. Полагается  $i = i + 1$ .

9. Если  $i > N$ , то осуществляется переход к пункту 10, иначе к пункту 4.

10. Вычисляется значение показателя качества  $J$  при параметрах  $K_p$ ,  $K_I$ ,  $K_D$ .

11. Проверяется условие (14). Если условие выполняется, то осуществляется переход к пункту 14, иначе к пункту 12.

12. Полагается  $m = m + 1$ .

13. Если  $m > M$ , то осуществляется переход к пункту 14, иначе к пункту 3.

#### 14. Завершение алгоритма.

Следует отметить, что алгоритм 2 завершает работу в двух случаях:

1) если  $|J(K_p^*, K_I^*, K_D^*)| \leq \varepsilon$ , т.е. найденные значения параметров  $K_p^*$ ,  $K_I^*$ ,  $K_D^*$  обеспечивают удовлетворительное значение показателя качества. В этом случае найденные значения  $K_p^*$ ,  $K_I^*$ ,  $K_D^*$  принимаются в качестве параметров ПИД-регулятора.

2) если  $|J(K_p^*, K_I^*, K_D^*)| > \varepsilon$  и за заданное число  $M$  эпох обучения улучшить показатель качества не удалось. В этом случае необходимо использовать генетический алгоритм, выбрав в качестве области возможных значений вектора параметров  $(K_p, K_I, K_D)$  параллелепипед  $[0, CK_p^*] \times [0, CK_I^*] \times [0, CK_D^*]$  (в экспериментах использовалось  $C = 100$ ).

В третьей главе приводятся результаты экспериментального исследования разработанных алгоритмов.

Для апробации разработанного нейрогенетического алгоритма 1 в диссертационной работе были построены нейроэмуляторы для стационарных нелинейных динамических объектов, описанных математическими уравнениями, и на их основе настроены параметры ПИД-регулятора для конкретных задающих воздействий.

Пусть уравнение движения крена беспилотного летательного аппарата имеет следующий вид:

$$\frac{d^2 \gamma(t)}{dt^2} + l_1 \frac{d\gamma(t)}{dt} = l_2 \delta_3(t), \quad (15)$$

где  $\gamma(t)$  - угол крена,  $\delta_3(t)$  - отклонение элеронов,  $l_1$  - коэффициент естественного аэродинамического демпфирования летательного аппарата относительно продольной оси;  $l_2$  - коэффициент эффективности элеронов. В примере использовались следующие значения коэффициентов  $l_1 = 9,024$  1/с,  $l_2 = 301,7$ . При этих коэффициентах дискретная модель уравнения (15) запишется как:

$$\gamma(t_{i+1}) = 1,0998\gamma(t_i) - 0,0998\gamma(t_{i-1}) + 30,0978\delta_3(t_i). \quad (16)$$

На основе модели (16) была сгенерирована выборка  $S^1 = \{\delta_3(t_i), \gamma(t_{i+1}), i = \overline{0, 199}\}$ . При этом в качестве начального значения использовалось  $\gamma(t_0) = 0$ . С помощью нейрогенетического алгоритма 1 на основе выборки  $S^1$  осуществлялся подбор структуры нейроэмулятора модели (16), которая представлена на рис. 4. Также были определены веса нейроэмулятора, которые приведены в диссертации.

На рисунке 5 представлен график работы нейроэмулятора на обучающем множестве, на рисунке 6 – работа нейроэмулятора на тестирующем множестве. Как следует из приведенных графиков, построенный нейроэмулятор адекватно описывает поведение объекта.

На основе построенного нейроэмулятора с помощью нейросетевого алгоритма 2 были определены области возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора, которые использовались в генетическом алгоритме для подбора значений коэффициентов ПИД-регулятора при

конкретных задающих воздействиях. При проведении экспериментов использовался дискретный вид интегрального показателя качества  $\sum_{i=1}^N e^2(t_i)$ .

На рисунке 7 представлены графики изменения угла крена БЛА при найденных коэффициентах. Как следует из графиков, при применении нейромодулятора модели (16) удалось найти такие коэффициенты ПИД-регулятора, при которых выход объекта регулирования достаточно близок к задающему воздействию.

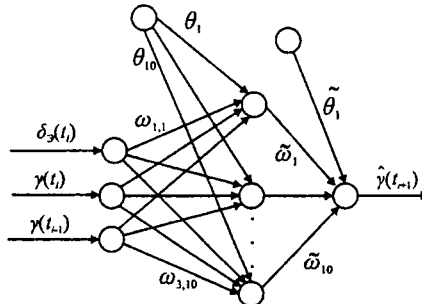


Рис. 4. Структура нейромодулятора модели (16)  
(число скрытых нейронов - 10)



Рис. 5. Работа нейромодулятора модели (16) на обучающем множестве

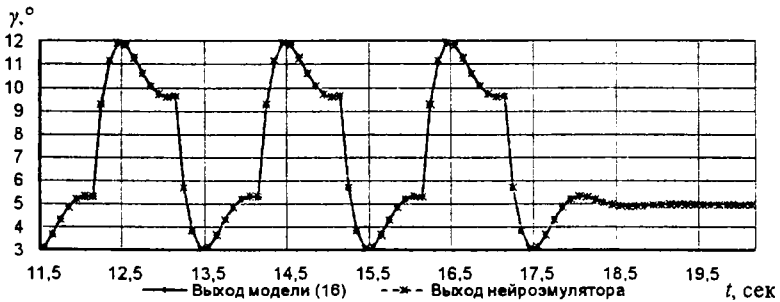


Рис. 6. Работа нейромодулятора модели (16) на тестирующем множестве

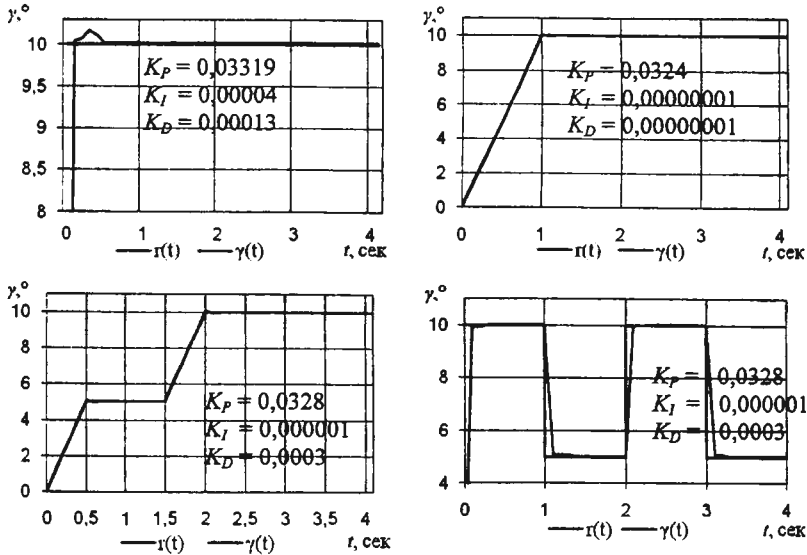


Рис. 7. Графики изменения угла крена, описываемого нейроэмулятором модели (16) при найденных коэффициентах и при различных задающих воздействиях  $\gamma(t)$

Уравнение движения крена БЛА, учитывающего динамику привода элеронов, запишется как:

$$T^2 \frac{d^4 \gamma(t)}{dt^4} + (T^2 l_j + 2\xi T) \frac{d^3 \gamma(t)}{dt^3} + (2\xi T l_j + 1) \frac{d^2 \gamma(t)}{dt^2} + l_j \frac{d \gamma(t)}{dt} = l_j u(t), \quad (17)$$

где  $u(t)$  – управляющее воздействие, подаваемое на привод элеронов,  $T = 0,05$  с,  $\xi = 0,707$ . При данных коэффициентах дискретная модель уравнения (17) записывается в виде:

$$\gamma(t_{i+1}) = 0,3315\gamma(t_i) - 0,1797\gamma(t_{i-1}) + 0,0096\gamma(t_{i-2}) - 0,0002\gamma(t_{i-3}) + 28,0448u(t_i) \quad (18)$$

На основе модели (18) была сгенерирована выборка  $S^1 = \{u(t_i), \gamma(t_{i+1}), i = 0, 199\}$ . В качестве начального значения задавалось  $\gamma(t_0) = 0$ . С использованием нейрогенетического алгоритма 1 на основании выборки  $S^1$  была определена структура нейроэмулятора модели (18), представленная на рис. 8. Также были найдены веса нейроэмулятора, которые представлены в диссертации. На рис. 9 представлен график работы построенного нейроэмулятора на обучающем множестве, на рис. 10 – на тестирующем множестве. Как следует из приведенных графиков, нейроэмулятор адекватно описывает поведение.

На основе построенного нейроэмулятора с помощью нейросетевого алгоритма 2 были определены области возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора, которые использовались в генетическом алгоритме для определения значений коэффициентов ПИД-регулятора при

конкретных задающих воздействий. На рисунке 11 представлены графики изменения угла крена БЛА при найденных коэффициентах.

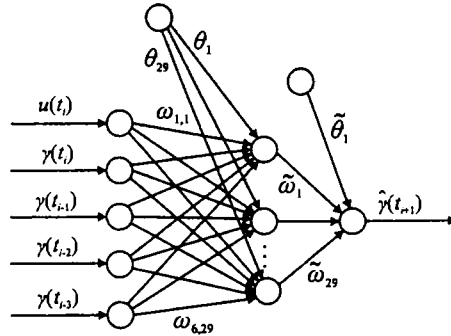


Рис. 8. Структура нейроэмулятора модели (18)  
(число скрытых нейронов - 29)



Как следует из графиков, при применении нейроэмулятора модели (18) были определены такие коэффициенты ПИД-регулятора, при которых выход объекта регулирования достаточно близок к задающему воздействию.



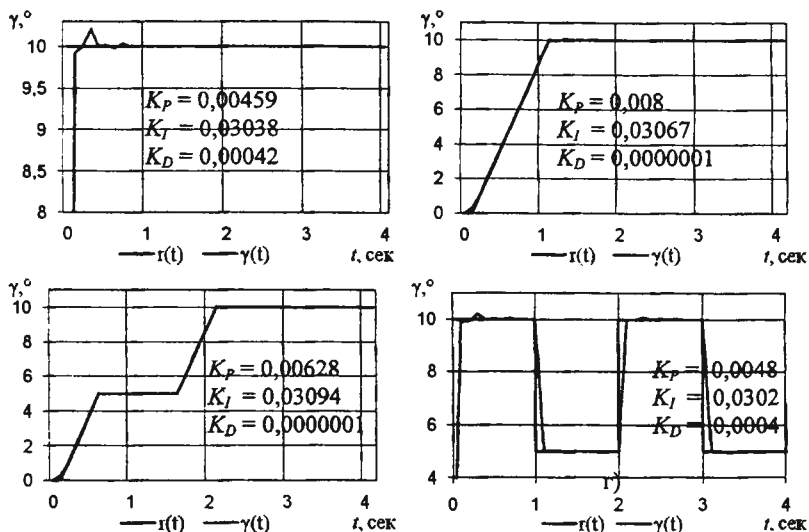


Рис. 11. Графики изменения угла крана, описываемого нейроэмулятором модели (18), при найденных коэффициентах и при различных задающих воздействиях  $r(t)$

На основе выборки данных  $S^3 = \{u(t_i), \gamma(t_{i+1}), i = \overline{0,283}\}$ , полученной в результате полунатурного испытания БЛА на стенде ОКБ, с помощью нейрогенетического алгоритма 1 был построен нейроэмулятор со структурой, приведенной на рис. 12. На рис. 13 представлен график работы построенного нейроэмулятора на обучающем множестве, на рис. 14 – на тестирующем множестве. Как следует из приведенных графиков, построенный нейроэмулятор достаточно точно описывает поведение объекта.

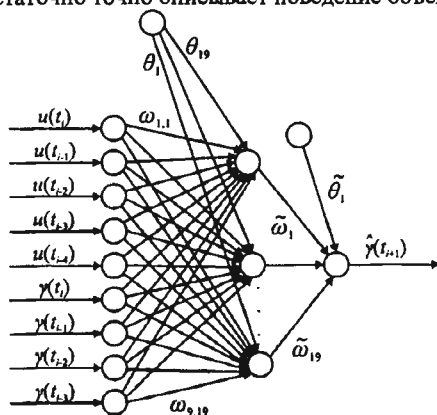


Рис. 12. Структура нейроэмулятора, построенного на данных полунатурного испытания (число скрытых нейронов - 19)

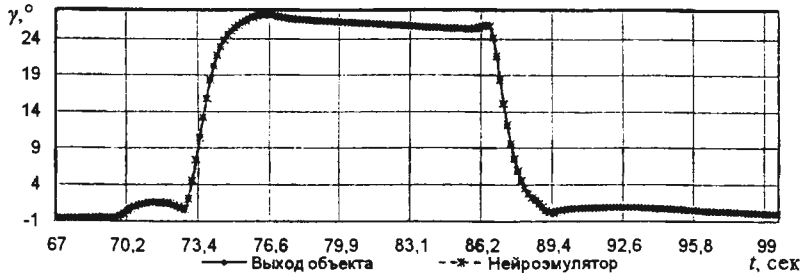


Рис. 13. Работа нейроэмулятора на обучающем множестве

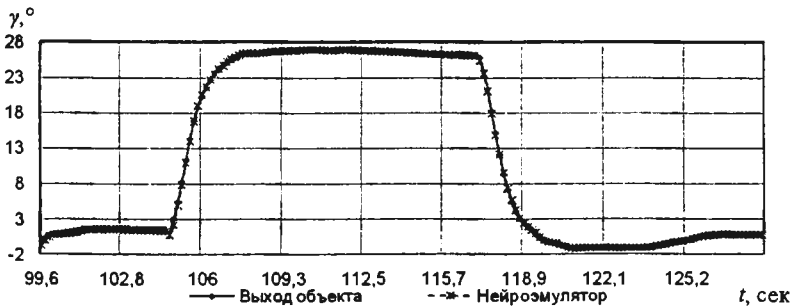
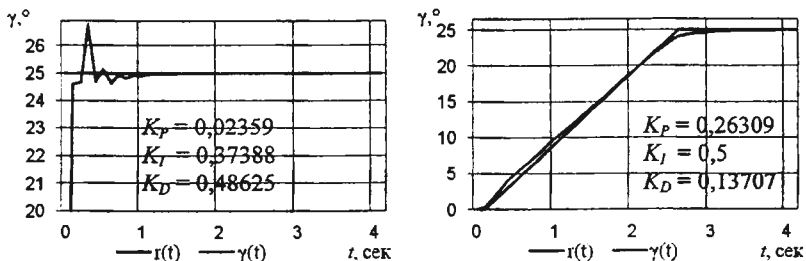


Рис. 14. Работа нейроэмулятора на тестирующем множестве

С помощью построенного нейроэмулятора на основе нейросетевого алгоритма 2 была определены области возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора, которые использовались в генетическом алгоритме для настройки коэффициентов ПИД-регулятора при различных задающих воздействиях. На рисунке 15 представлены графики изменения угла крена при найденных коэффициентах.

Как следует из графиков, при применении построенного нейроэмулятора удалось найти коэффициенты ПИД-регулятора, обеспечивающие близкие значения выхода объекта регулирования к задающему воздействию.

Рис. 15. Графики изменения угла крена, описываемого нейроэмулятором, построенным на данных полунатурного испытания, при найденных коэффициентах и при различных задающих воздействиях  $r(t)$

В результате проведенных экспериментов можно отметить следующее: чем многообразнее выборка, описывающая поведение выхода объекта от подаваемого на его вход задающего воздействия, тем точнее нейроэмулятор описывает объект. Поэтому при формировании выборки в системе автоматического регулирования необходимо подавать самое сложное из возможных задающих воздействий.

В четвертой главе приводится описание разработанного программного комплекса, его структура, требования к программному и аппаратному обеспечению и руководство пользователя. Существующие готовые нейропакеты такие как Neural Network Toolbox пакета MatLab, STATISTICA Neural Networks пакета STATISTICA, Neural Network пакета Deductor Studio и др. не обладают готовыми инструментами, позволяющими решать рассмотренные в предыдущих главах задачи, и поэтому требуется программирование разработанных алгоритмов. Однако программирование в данных пакетах достаточно трудоемко и не позволяет создавать удобный и наглядный пользовательский интерфейс. Указанные причины потребовали разработки специального программного комплекса. Для создания программного комплекса использовалась интегрированная среда разработки Delphi 7, язык разработки – Object Pascal.

Разработанный программный комплекс имеет следующие режимы работы:

1. Построение нейроэмулятора объекта регулирования на основе выборки с помощью нейрогенетического алгоритма, настройка коэффициентов ПИД-регулятора для различных задающих воздействий на основании построенного нейроэмулятора.
2. Для апробации и демонстрации алгоритма построения нейроэмулятора с целью обучения студентов и специалистов в области систем автоматического регулирования в программном комплексе реализуются следующие режимы: 1) ввод в текстовом режиме вида дискретной модели объекта регулирования; 2) генерация выборки с помощью дискретной модели и решение обратной задачи построения нейроэмулятора на ее основе; 3) настройка коэффициентов ПИД-регулятора для различных задающих воздействий при использовании дискретной модели.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Изучены существующие методы настройки параметров ПИД-регулятора. На основе изученных методов сделан вывод о том, что наилучшим методом для настройки параметров ПИД-регулятора в системах регулирования нелинейными динамическими стационарными объектами, не испытывающих внешних возмущений, является генетический алгоритм. Недостатком генетического алгоритма является неопределенность области возможных значений вектора параметров  $(K_p, K_i, K_d)$ , что требует рассмотрения достаточно большой области, ведущего к значительному увеличению числа итераций.
2. Разработаны методика и нейрогенетический алгоритм построения нейроэмулятора объекта регулирования, при применении которого

параллельно осуществляется: а) определение структуры входного вектора нейроэмулятора  $x_E(t_i) = (u(t_i), \dots, u(t_{i-q}), u(t_i), \dots, u(t_{i-p}))$ , задаваемой параметрами: временем задержки  $q$  выхода объекта и временем задержки  $p$  управляющего воздействия, а также определение числа нейронов в скрытом слое; б) обучение нейроэмулятора.

3. Разработан алгоритм определения области  $[0, CK_p^*] \times [0, CK_i^*] \times [0, CK_D^*]$  возможных значений вектора параметров ПИД-регулятора, где значения  $CK_p^*, CK_i^*, CK_D^*$ , обеспечивающие установившийся режим переходного процесса, определяются с помощью разработанного нейросетевого алгоритма.
4. Разработан программный комплекс, реализующий разработанные алгоритмы и позволяющий: 1) строить нейроэмулятор объекта регулирования на основе выборки; 2) настраивать на его основе параметры ПИД-регулятора генетическим алгоритмом с элементами визуализации полученных результатов.
5. С помощью разработанного программного комплекса на основе выборки, полученной в результате полунатурного моделирования движения БЛА, был построен нейроэмулятор движения угла крена в зависимости от управляющего воздействия, передаваемого ПИД-регулятором на привод элеронов. Кроме этого, с использованием построенного нейроэмулятора были определены области возможных значений параметров ПИД-регулятора, а также была выполнена настройка параметров генетическим алгоритмом при различных задающих воздействиях.

## ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

### В научных журналах, рекомендованных ВАК:

1. Емалетдинова Л.Ю., Царегородцева Е.Д. Адаптивный метод расчета коэффициентов ПИД-контроллера системы автоматического управления с обратной связью // Системы управления и информационные технологии, 2010, №4(42). С. 19-22.
2. Царегородцева Е.Д. Построение нейросетевого эмулятора объекта управления // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета, 2011, №3 (129). С. 159-164.

### В других изданиях:

3. Царегородцева Е.Д. Дискретная нейросетевая модель оптимизации прикрепления населенных пунктов к учреждениям социального обслуживания // XIV Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 10-11 ноября 2006 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2006. С. 36.
4. Царегородцева Е.Д. Анализ методов решения задачи о прикреплении населенных пунктов к учреждениям социального обслуживания // XV Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 9-10 ноября 2007 года: Материалы конференции. Том III. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2007. С. 38-40.
5. Царегородцева Е.Д. Методы решения задачи прикрепления населенных пунктов к учреждениям социального обслуживания // Сборник трудов VII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и современные информационные технологии». Томск, 25-27 февраля 2009 г., ч.1. Томск: Изд-во СПб Графика. 2009. С. 225-226.
6. Царегородцева Е.Д. Методы определения начальных значений центров радиальной нейронной сети // Наука. Технологии. Инновации // Материалы всероссийской научной

конференции молодых ученых в 7-ми частях. Новосибирск, 4-5 декабря 2009 года, ч.1. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2009. С. 252-253.

7. Царегородцева Е.Д. Метод определения числа скрытых нейронов радиальной нейронной сети // XVII Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 26-28 мая 2009 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2009. С. 42-43.
8. Царегородцева Е.Д. Применение радиальной нейронной сети для аппроксимации функции многих переменных // XVII Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 26-28 мая 2009 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2009. С. 38 – 40.
9. Царегородцева Е.Д. Аппроксимация коэффициента силы лобового сопротивления радиальной нейронной сетью // XVIII Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 26-28 мая 2010 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2010. С. 170-174.
10. Царегородцева Е.Д. Подбор коэффициентов ПИД-контроллера // XVIII Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 26-28 мая 2010 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2010. С. 175-176.
11. Царегородцева Е.Д. Сравнение различных методов расчета коэффициентов ПИД-регулятора // XIX Туполевские чтения: Международная молодежная конференция, 24-26 мая 2011 года: Материалы конференции. Том IV. Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та. 2011. С.

---

Формат 60x84 1/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Печ. л. 1,25. Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1,0.

Тираж 100. Заказ 0158.

---

Типография Казанского государственного технического университета  
420111, Казань, К. Маркса, 10.



$$10 \approx$$